

## 네트워크 중복을 이용한 유튜브 채널의 성공 전략\*

신진희\*\* · 손정민\*\*\*

### 〈목 차〉

I. 서론	3.3 변수의 정의 및 측정
II. 이론적 배경 및 가설	IV. 분석 결과
2.1 네트워크 중복과 이용자 선택	4.1 기초통계
2.2 네트워크 중복과 콘텐츠 공유 및 긍정 평가	4.2 가설 검증 결과
2.3 콘텐츠 공유 및 긍정 평가와 이용자 선택	4.3 실증 결과 해석
III. 연구 모형 및 분석 방법	V. 결 론
3.1 연구 모형	5.1 연구결과 및 시사점
3.2 자료 수집	5.2 연구의 한계점 및 향후 연구방향
	참고문헌
	<Abstract>

### I. 서론

온라인 플랫폼 기업은 소셜 네트워크를 이용하여 제품 성과를 높일 수 있는 다양한 마케팅 전략을 시험하고 있다. 예를 들어, 유튜브, 인스타그램, TikTok과 같은 이용자생산콘텐츠(UGC, user-generated content) 플랫폼은 기업의 광고(Cheong and Morrison, 2008), 생산자와 이용자의 협업 플랫폼(Karahasanović, 2009), 제품의 직접 판매(Owusu et al., 2016)

등으로 활발히 이용되고 있다. 이와 같은 플랫폼에서는 생산자의 활발한 참여에 의해 다른 이용자의 콘텐츠 선택이 결정되므로 (손정민, 2016), 생산자의 소셜 네트워크 관리 전략이 콘텐츠의 성공을 결정한다고 할 수 있다. 예를 들어, 유튜브 채널 운영자(i.e., 콘텐츠 생산자)가 소셜 네트워크를 통해 다양한 선호를 가진 이용자와 소통함으로써 콘텐츠의 확산 속도를 증대시킬 수 있다. 이러한 산업적인 전략은 학술적으로 연구할 가치가 있는 주제라고 할 수 있다.

\* 이 연구는 2017년 충남대학교 학술연구진흥사업의 지원으로 수행된 연구임.

\*\* 충남대학교 경영학부, sjh0506@gmail.com (주저자)

\*\*\* 충남대학교 경영학부, sonjm@cnu.ac.kr (교신저자)

이전 연구가 UGC 생산자의 성공 전략에 많은 시사점을 제공함에도 불구하고 의문점이 남아 있다. 이전 연구는 네트워크의 연결성, 중심성 등과 같은 특성이 콘텐츠 확산에 영향을 미친다고 설명하였다(Yoganarasimhan, 2012). 최근의 연구는 네트워크 중복(network overlap)과 같은 주제로 확장되고 있다(e.g., Peng et al., 2018). 이 변수는 콘텐츠 생산자와 이용자라는 쌍방의 커뮤니케이션 주체의 행동을 설명할 수 있는 네트워크 특성변수로써 주목을 받고 있다. 하지만 이전 연구에서는 네트워크 중복의 직접적인 효과가 도출되지 않았으며, 그 이유에 대한 설명은 제시되지 않았다. 특히 유튜브와 같은 콘텐츠 카테고리화 구독자 네트워크를 기준으로 집단이 존재(Lange, 2007)하는 경우에 네트워크 중복 관리 전략에 대한 가이드라인이 필요할 것이다. 유튜브는 구독자 관리가 이용자 선택성고에 중요한 전략적 지표라고 할 수 있다. 이 연구가 유튜브 채널의 구독자 네트워크를 대상으로 연구함으로써 제공할 수 있는 학문적 및 실무적 시사점이 높을 것으로 기대한다.

이 연구는 다음과 같은 연구 질문에 답하고자 한다. 네트워크 중복은 이용자의 콘텐츠 선택에 어떠한 긍정 혹은 부정적인 영향을 주는가? 이러한 연구 질문에 대한 답을 구하기 위해 첫째, 유튜브 채널 운영자의 구독자 네트워크에서 중복을 측정하고 분석할 수 있는 체계를 개발하고자 한다. 네트워크 중복을 측정할 수 있는 온라인 미디어 플랫폼은 제한적인 편이다. 이 연구에서는 유튜브가 구독자 목록을 공개한 시점의 데이터를 수집하여, 각 채널 운영자의 구독자 네트워크 목록을 비교함으로써 네트워

크 중복을 측정하고, 최종적인 성과를 분석하고자 한다. 둘째, 네트워크 중복의 직접 효과와 간접 효과를 비교하고자 한다. 네트워크 중복은 이용자 선호가 유사한 집단임을 의미할 수 있으므로, 긍정적인 이용자의 선택성고를 유도할 수 있다. 하지만 네트워크 중복은 차별성의 감소 가능성이 있으므로, 이용자의 참여 동기를 감소시키는 부정적인 효과의 가능성이 잠재되어 있다. 이 연구는 이상의 연구 질문에 대한 실증적 분석 결과와 전략적 시사점을 제시함으로써, 유튜브와 같은 온라인 콘텐츠 플랫폼의 성공 전략을 제안하고자 한다.

## II. 이론적 배경 및 가설

### 2.1 네트워크 중복과 이용자 선택

소셜 미디어 플랫폼에서의 네트워크 관리 전략은 콘텐츠 확산에 중요한 영향을 준다고 할 수 있다. 유튜브, 페이스북, 트위터 등과 같은 플랫폼에서는 이용자의 활발한 활동에 의해 콘텐츠 및 제품이 확산되는 속도가 결정된다(Stephen and Toubia, 2010; Schweidel and Moe, 2014). 예를 들어 유튜브 채널에서 추천한 화장품, 의류 신제품을 다른 이용자가 구입하려는 시도를 할 수 있다. 이용자의 정보 공유가 콘텐츠 및 제품의 확산에 중요한 역할을 한다는 점에서 네트워크를 통한 이용자의 공유 행동은 중요한 연구 주제라고 할 수 있을 것이다(Stephen and Lehmann, 2016; Jang et al., 2017; Lambrecht et al., 2018).

이 연구는 네트워크에서의 확산에 관한 많은

이전 연구에 기반하고 있다. 콘텐츠 공유에 영향을 주는 콘텐츠의 특성(Zhang et al., 2017; Lee et al., 2018), 공유의 확산을 위한 기업 전략(Aral and Walker, 2011; Lambrecht et al., 2018), 네트워크 중복과 콘텐츠 공유의 관계(Peng et al., 2018), 구전의 양 및 방향성(valence)에 영향을 주는 브랜드 특성에 관한 연구(Lovett et al., 2013; Berger, 2014) 등이다. 다만 네트워크 특성에 대한 다양한 이전 연구의 주제에 비해, 네트워크 중복은 상대적으로 연구 성과가 부족하다고 할 수 있다.

네트워크 중복(network overlap)이란 어떤 집단과 다른 집단 사이에 동일하게 포함된 노드를 의미한다(Gonzalez et al., 2014; Peng et al., 2018). 온라인 소셜 미디어의 특정 집단에서 중복이 높으면 다른 집단과 공통된 이용자가 많으므로, 선호 및 이용 패턴이 집단간에 유사할 가능성이 있다. 네트워크 중복은 중계자(i.e., 유튜브 생산자)의 사회적 승수 효과(social multiplier effect)를 증가시킬 가능성이 있는 것이다(Palmatier et al., 2007; De Giorgi et al., 2010). 사회적 승수 효과는 사회적 전염(social contagion) 상황을 통해 설명할 수 있다. 네트워크 내에서 이용자들은 다른 이용자가 선택한 어떤 대상에 단순 노출되거나, 적극적인 구전 등의 경험으로 인해 자신의 선택 행동이 영향을 받는다. 사회적 연결이 사회적 전염 효과에 의해 콘텐츠 이용자의 선택을 증가시킬 때, 네트워크 중복은 그 효과를 더욱 증가시키는 역할을 한다. 중복 네트워크 내에서, 이용자들은 유사한 선호를 공유하는 양자적 관계(dyad relationship)를 경험할 수 있다(Van den Bulte and Wuyts, 2007). 또한 이용자들 사이에 유사

한 선호 및 정보를 교환하는 경험을 통해, 사회적 규범(social norm)이 강화되므로, 시간이 지남에 따라 유사한 정보와 선호를 선택하려는 경향이 더욱 강화되는 효과가 발생할 수 있다(Beckman and Haunschild, 2002).

네트워크 중복은 콘텐츠 선택에 직접적인 영향을 미칠 수 있다. 예를 들어 유튜브의 한 채널의 구독자가 많이 선택한 콘텐츠는 구독자를 공유하는 다른 채널의 구독자에게도 단순 노출이 증가하거나 선호의 유사성으로 인하여 선택의 가능성이 높아질 수 있는 것이다. 네트워크 중복의 효과는 중복되는 이용자의 연결 유형이 쌍방향이고 연결의 강도가 높을수록 증가할 수 있다(Dubois et al., 2016). 이용자생산콘텐츠 플랫폼(UGC platform)에서 생산자는 콘텐츠를 이용자에게 제안하는 동시에 이용자 네트워크의 허브(i.e., social hub) 역할 수행한다고 볼 수 있다. 따라서 낮은 수준의 네트워크 중복에 의해 사회적 고립이 발생한 생산자가 제안한 콘텐츠는 이용자의 선호에 적합할 가능성이 상대적으로 낮을 수 있다. 이용자의 선호는 중복적인 소셜 네트워크에서 더욱 강화되는 효과가 발생하기 때문이다(Palmatier et al., 2007). 반면 이용자는 정보의 독특성에 대한 욕구를 충족시키기 위해 중복 네트워크에서 인기가 있는 콘텐츠는 선택하지 않을 수 있는 가능성도 있다(Cheema and Kaikati, 2010; Ho and Dempsey, 2010; Lovett et al., 2013). 따라서 추가적인 연구를 통해 네트워크 중복이 이용자 선택에 긍정 또는 부정적인 효과를 주는지에 대한 검증이 필요하다고 할 수 있다.

이상의 논의를 통해, 온라인 소셜 미디어 플랫폼에 포함된 여러 네트워크 사이에 중복이

높은 경우 사회적 전염의 가능성이 증대함으로써, 최종적으로 이용자의 콘텐츠 선택이 증가할 가능성이 있다고 할 수 있다. 아래와 같은 관련 가설 1을 제시하고자 한다.

가설 1: 생산자의 네트워크 중복은 이용자의 선택을 증가시킬 것이다.

## 2.2 네트워크 중복과 콘텐츠 공유 및 긍정 평가

이 연구에서 제안할 흥미로운 가설중 하나는 네트워크 중복의 부정적 측면과 관련이 있다. 이 연구는 네트워크 중복이 이용자의 콘텐츠 공유 행동과 구전의 긍정성 정도에 주는 부정적 효과를 설명하고자한다. 이전의 연구에서도 네트워크 중복에 의한 성과를 설명한바 있지만 (Gonzalez et al., 2013; Peng et al., 2018), 긍정 및 부정과 같은 구전의 방향성과 공유 행위라는 다차원 요인이 최종적인 이용자 선택에 미치는 효과를 종합적으로 설명한 연구는 부족했다고 할 수 있다. 이 연구는 이전 연구를 기반으로, 네트워크 중복이 이용자 선택에 주는 직접적인 긍정 효과뿐만 아니라, 공유 및 구전에 미치는 간접적인 부정 효과에 대해 종합적으로 고려하고자 한다. 이에 다음과 같은 공유 및 구전의 동기를 제안한다.

첫째, 네트워크 규모에 따른 자기 초점과 타인 초점이다. 이 연구는 이전 연구(Barasch and Berger, 2014)에 기반하여, 큰 네트워크에서의 자기 초점과 작은 네트워크에서의 타인 초점 (self-focus v.s. other-focus)을 비교하고자 한다. 먼저, 자기 초점과 관련된 행동 중 하나로

자기 표현(self-presentation)이 있다. 자기 표현을 통해 자기 개념을 강화하려는 경향은 인간의 가장 중심적인 동기 중 하나이다(Fiske, 2001). 자기 표현은 가장 많이 연구된 구전의 동인중의 하나이다(Engel et al., 1969; Henning-Thurau, et al., 2004; Wojnicki and Godes, 2011; De Angelis et al. 2012; Packard and Wooten, 2013). 자기 표현은 이성적 차원과 감정적 차원으로 구분할 수 있다. 이성적 차원으로, 특정한 영역에서 자신의 전문 지식을 드러냄으로써 자신의 사회적 지위와 전문성을 상징적으로 표현하고자 한다. 감정적 차원으로, 자신의 인상, 무드, 감정 상태 등을 타인에게 표현하기 위해 콘텐츠를 공유할 수 있다(Toubia and Stephen, 2013; Berger, 2014). 자신을 긍정 혹은 부정적인 관점으로 표현함으로써 자신의 인상을 타인에게 남기고자한다. 특히 자신에 대한 부정적 구전은 긍정보다 적게 표현되는 경향이 있는데(Berger and Milkman, 2012), 그 이유는 자신에 대한 호감이 낮아질 수 있다는데 따른 두려움 때문이다. 자신이 타인에게 부정적으로 보이는 것을 원하지 않는 것이다. 다음으로, 타인 초점과 관련된 호혜적 행동이 있다 (Henning-Thurau et al., 2004, e.g., 제품 할인 정보, 좋은 식당을 소개하는 행동). 사람들은 자신에게 큰 도움이 되지 않더라도, 타인을 돕기 위하여 청중의 지식수준이나 태도에 맞추어 메시지의 내용을 조율하기도 한다(Clark and Schaefer, 1989; Schau and Gilly, 2003). 예를 들어 사람들은 실용적 가치를 지닌 마케팅 메시지를 공유할 가능성이 높으며(Chiu, 2007), 유용성은 뉴스의 구전 가능성을 높이는 주요한 원인이 될 수 있다(Berger and Milkman, 2012).

이상과 같은 자기 초점과 타인 초점은 네트워크의 규모에 영향을 받을 수 있다. Barasch and Berger(2014) 연구에서, 구전의 청중 네트워크가 큰 방송(broadcasting)과 작은 협송(narrowcasting) 두 형태에 대해 설명하였다. 네트워크 규모가 작은 경우, 상대적으로 타인 초점에서 콘텐츠를 공유하고 구전 활동을 한다. 네트워크의 규모가 작으므로 타인에게 집중하여 의사소통을 할 수 있는 여건이 갖추어지기 때문이다. 따라서 타인에게 유용한 정보의 콘텐츠를 공유하려는 경향이 발생한다. 이 경우 콘텐츠 공유의 양적 증가를 관측할 수 있을 것이다.

대조적으로 청중의 규모가 큰 경우는 상대적으로 자기 초점 경향이 발생한다. 자신의 활동을 드러낼 수 있는 타인의 수가 많으므로 타인의 상황에 맞춘 직접적인 의사소통이 어려워지기 때문이다. 청중이 많아질수록, 좋은 인상 보다는 나쁜 인상을 남기는 것을 피하려는 욕구가 더 강할 수 있다(Baumeister et al., 2001). 따라서 자신을 부정적으로 보이게 하는 콘텐츠 공유를 피하려는 이유로, 구전의 방향성이 상대적으로 긍정적이라는 것이다. 이 연구와 같이 네트워크 중복에 의해 자신과 선호가 유사한 청중의 규모가 상이할 경우에 네트워크 규모의 효과가 발생할 수 있음을 유추해 볼 수 있을 것이다.

둘째, 콘텐츠의 인기도(popularity)이다. 인기도는 추가적인 공유의 가능성을 감소시킬 수 있다. Peng et al.(2018)은 네트워크 중복이 높을수록 콘텐츠의 인기가 높은 수준으로 유지되어 이미 다른 이용자들이 콘텐츠를 공유하였을 가능성이 있으므로 추가적인 공유 가능성이

낮을 수 있음을 설명하였다. 또한 이용자는 콘텐츠의 인기도 자체가 증가할수록 공유 가능성은 감소하는 경향을 관찰하였다. 따라서 인기 콘텐츠는 네트워크 중복이 낮은 이용자를 대상으로 하는 것이 효과적일 것이고, 비인기 콘텐츠는 네트워크 중복이 높은 이용자를 대상으로 하는 것이 효과적일 수 있다고 제안하였다. Yoganarashimhan(2012)이 수행한 유튜브의 소셜 네트워크에 대한 연구에서는 네트워크의 특성 요인에 집중하여 공유 성과를 설명하였다. 해당 연구에서는 콘텐츠 생산 초기의 빠른 확산을 위해서는 중심성 및 연결성 등(e.g., betweenness centrality, first-degree friends)과 같은 소셜 네트워크의 속성이 좋은 생산자를 선택하여 확산 마케팅 전략(e.g., seeding strategy)을 수행할 것을 제안하였다. 따라서 콘텐츠의 인기를 공유의 원인으로 설명하기 위해서는 네트워크 특성을 함께 고려할 필요가 있을 것이다.

셋째, 이용자의 독특성 획득 욕구이다. 네트워크 구성원은 독특성을 얻기 위해 공유 행동과 구전의 방향성을 결정할 수 있다. 다른 사람들과 지나치게 유사한 점을 발견하는 것은 부정적인 감정을 유발할 수 있다(Snyder and Fromkin, 1980). 독특성을 표현하고자 하는 구성원의 욕구는 개인적으로 소비한 제품보다 공개적으로 소비된 제품에 더 강하다(Cheema and Kaikati, 2010). 이전 연구에서는 새로운 온라인 콘텐츠를 공유함으로써 이용자의 독특성에 대한 필요성을 충족시킬 수 있다고 제안하였다(Ho and Dempsey, 2010). 따라서 타인과의 과도한 유사성을 피하기 위해 중복 네트워크의 구성원은 콘텐츠를 공유하려는 경향이 감

소할 수 있을 것이다.

이상에서 논의한 바와 같이 네트워크 중복은 공유 경향 및 구전의 방향성에 부정적인 영향을 줄 수 있음을 유추할 수 있다. 이에 다음의 가설 2를 제안하고자 한다.

가설 2A: 생산자의 네트워크 중복은 이용자의 콘텐츠 공유를 감소시킬 것이다.

가설 2B: 생산자의 네트워크 중복은 이용자의 긍정 평가를 감소시킬 것이다.

### 2.3 콘텐츠 공유 및 긍정 평가와 이용자 선택

이전의 온라인 소셜 네트워크 관련 연구에서는 다양한 성과 지표가 연구되어 왔다. 온라인 서점의 판매량 및 판매 지수(Chevalier and Mayzlin, 2006; Van den Bulte and Joshi, 2007), 온라인 기업의 수익(Chan et al., 2011) 등을 이용해 왔다. 유튜브, 트위터와 같은 온라인 플랫폼을 상으로 실시한 연구의 경우, 이용자 선택은 콘텐츠의 조회수와 포스팅 수를 성과 지표로 활용하였다(Susarla et al., 2012; Yoganarasimhan, 2012, Grewal et al., 2019).

이러한 온라인 성과는 이전의 다른 이용자가 직접 참여한 평가 점수, 리뷰 등에 많은 영향을 받는다. 온라인 플랫폼에 관한 전통적인 연구에서는 다른 이용자의 평가와 최종적인 제품의 성과(Chevalier and Mayzlin, 2006; Chintagunta et al., 2010)의 관계에 대해 설명하였다. 소셜 미디어 플랫폼에서는 다른 이용자로부터 얻은 지지가 제품의 성과로 직접 이어 진다(Hennig-

Thurau et al., 2004; Dellarocas et al., 2010). 즉 이전에 많은 이용자가 추천한 콘텐츠는 다른 이용자의 선택에 도움을 준다. 공유의 양과 구전의 방향성은 다음과 같은 이유로 이용자 선택에 긍정적인 영향을 줄 수 있다.

첫째, 품질의 신뢰성 정보이다. 이 연구에서 주요 대상으로 하고 있는 공유의 양 및 구전의 긍정 정도는 다른 이용자에게 선택 과정에서 콘텐츠의 신뢰성에 대한 정보로 작용할 수 있다(Liu, 2006; Godes and Mayzlin, 2009; Schwartz et al., 2011). 특히 콘텐츠의 인기도를 나타내는 신호라고 할 수 있는 긍정적인 구전은 선택 대안에 후광효과(Elberse and Oberholzer-Gee, 2007)를 줄 수 있으므로, 콘텐츠의 최종적인 성과 향상에 직접적인 기여를 할 수 있을 것이다.

둘째, 선호에 대한 지식 공유 역할이다. 집단의 구성원이 콘텐츠에 대해 평가하는 단계를 거치고 이에 기반하여 다른 이용자가 콘텐츠를 선택하는 과정에서 품질 평가 체계 (judge-advisor system)이 작동하는 점은 잘 알려져 있다(Moorman et al., 1992). 네트워크 구성원의 추천은 지식 공유(Abrams et al., 2003; Spencer, 2003; Cummings, 2004)의 역할을 하므로, 자신의 선호와 욕구에 적합한 콘텐츠에 대한 정보라고 할 수 있을 것이다.

위에서 제시한 바와 같이 이용자의 공유 행동과 긍정적 평가는 이용자의 콘텐츠 선택을 향상 시키는데 도움이 될 것으로 추측할 수 있다. 이에 다음과 같은 가설 3을 제안 하고자 한다.

가설 3A: 이용자의 공유 행동은 이용자 선택을 증가시킬 것이다.

가설 3B: 이용자의 긍정 평가는 이용자 선택을 증가시킬 것이다.

이다 (허원무, 2013; 라선아 등, 2018).

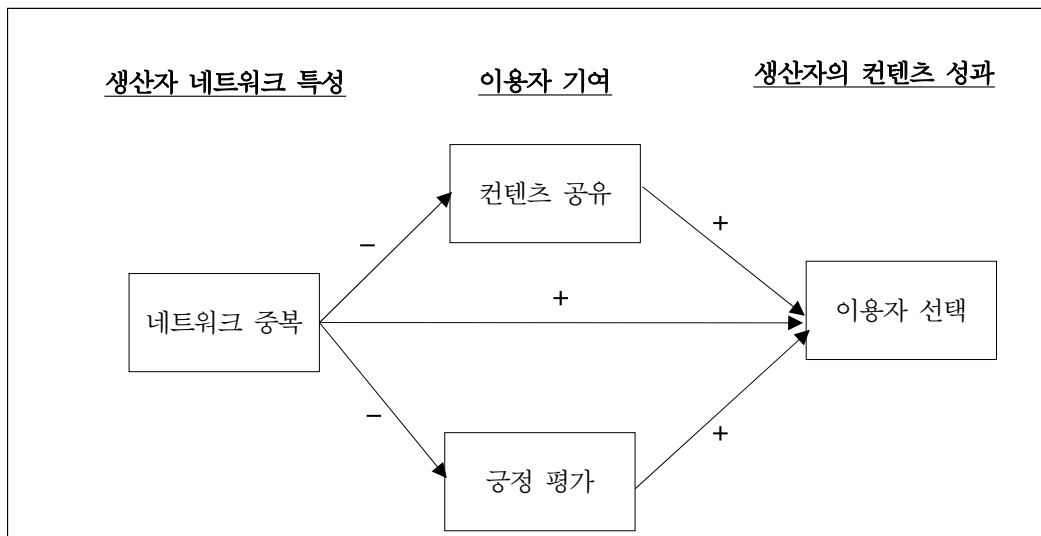
### Ⅲ. 연구 모형 및 분석 방법

#### 3.1 연구 모형

이 연구의 가설을 검증할 수 있는 모형은 <그림 1>과 같이 나타낼 수 있다. 네트워크 중복은 이용자 선택에 직접적인 긍정 효과를, 콘텐츠 공유와 긍정 평가를 통해 간접적인 부정 효과를 발생시킬 수 있을지에 대한 연구모형이다. 연구 가설은 매개효과 검증이 필요하므로, 분석을 위해 Hayes(2017)의 PROCESS macro를 이용할 것이다. 다중매개모형 중 하나인 Model 4 (version 3.4 for SAS 기준)를 이용하여, 일반적으로 이용되는 재표본추출 5,000회와 신뢰구간(C.I.) 95%를 기준으로 분석할 것

#### 3.2 자료 수집

네트워크 중복의 직접 및 간접 효과를 측정하기 위해 유튜브의 생산자와 이용자 정보를 수집하였다. 현재 유튜브는 전 세계에서 가장 큰 동영상 기반의 온라인 미디어 플랫폼이다. 2005년 서비스 시작 이후, 현재까지 성장을 이어오고 있다 유튜브에서는 동영상을 제작하는 생산자(채널)와 이용자 사이의 의사소통이 활발하다. 생산자가 영상 클립을 제작하여 업로드하면, 이후 네트워크(구독자)의 이용자가 선택(영상 시청, view)한다. 이용자는 영상에 대해 좋아요(like), 싫어요(dislike), 댓글(comment) 등을 작성하여 자신의 평가를 다른 이용자에게 제공한다. 특히 이용자가 마음에 들거나 다른 사람에게 직접 추천하고 싶은 경우 다른 외부 사이트로 링크를 게시하여 공유하는 기능도 있



<그림 1> 연구모형: 유튜브 생산자(채널)의 네트워크 중복이 콘텐츠 이용 성과에 주는 긍정 및 부정적 효과

다. 이러한 생산자, 생산자의 네트워크, 이용자의 공유, 평가, 선택 행동을 관찰할 수 있다는 점에서 유튜브 데이터는 이 연구의 목적에 부합한다는 장점이 있다고 할 수 있다.

유튜브 데이터를 수집하기 위해 콘텐츠 생산자(채널)를 중심으로 목록을 작성하였다. How to & style이라는 특정 카테고리의 생산자만을 대상으로 하였다. 해당 카테고리는 패션, 헤어, 네일 등에 대한 구매과정, 이용방법, 정보소개 등에 관한 영상이 포함된다. 특히 중립적인 정보 제공과 긍정 및 부정적인 제품에 대한 평가, 그리고 전문적인 사용 방법과 노하우 소개에 이르는 정보가 포함되어, 선호가 유사한 집단의 네트워크 효과를 관찰하는데 적합하다고 할 수 있을 것이다. 또한 생산자와 이용자의 의사소통이 활발하다는 특징이 있다. 이러한 데이터의 대표성과 높은 수준의 관여도는 수집한 데이터를 기반으로 검증한 가설의 일반화 가능성을 높일 수 있다는 장점이 있다. 소셜 네트워크 연구에서 많이 사용하는 스노우볼링(snow-bowling) 방법을 이용하여 채널 목록을 추가하였다(Carrington et al., 2005). 스노우볼링 방법은 소셜 네트워크에 존재하는 개인과 집단의 특성 및 관계를 반영할 수 있는 표본을 추출할 수 있다는 장점이 있다. 데이터 수집을 시작한 시점인 2011년에 유튜브의 how to & style 카테고리 페이지에서 추천하는 5개의 인기 생산자를 선정하여, 각 생산자의 구독자 목록을 수집하였다. 구독자 목록에서 생산 활동(업로드)을 하는 다른 생산자 목록을 수집하는 과정을 반복하여 수집대상 채널의 전체 목록을 작성하였다. 카테고리 페이지와 구독자 목록은 유튜브의 정책 변경으로 2013년 이후에는 채널

운영자가 아닌 다른 이용자는 확인할 수 없다.

데이터 수집을 위해 자체적으로 제작한 크롤링(crawling) 프로그램을 이용하여 채널 및 동영상에 포함된 텍스트 정보를 수집하였다. 채널 정보로, 구독자 수, 구독자 목록, 채널 가입일 등이 있다. 생산자는 여러 개의 영상을 업로드하므로, 채널이 업로드한 동영상의 목록을 제작하여 동영상 정보를 수집하였다. 동영상 정보로, 영상 제목, 조회수, 좋아요, 댓글 내용, 댓글 작성자, 업로드 날짜, 외부 링크에서의 조회수 등이 있다. 이중 외부링크에서의 조회수는 유튜브의 정책 변경으로 인하여 현재에는 확인할 수 없으며, 이용자의 공유 정보를 확인할 수 있는 중요한 데이터라고 할 수 있다. 수집된 동영상의 제작(채널 운영자의 업로드 시점)은 2008년부터 2012년 동안이며, 본 연구의 데이터 수집기간은 2011년 7월부터 2012년 7월까지이다.

이 연구의 관측 단위는 생산자 및 콘텐츠(동영상)이다. 네트워크 중복은 생산자 단위에서 관찰하고, 콘텐츠 공유, 긍정 평가, 이용자 선택은 콘텐츠 단위에서 분석하였다. 수집된 약 100개의 채널 중 분석 대상 생산자는 45개 채널로, 이 연구의 중요한 변수인 네트워크 중복 및 공유에 관한 데이터를 포함한 경우이다. 해당 데이터를 공개 또는 비공개로 운영할지는 채널 운영자의 설정에 따라 결정할 수 있었다. 이들이 업로드한 콘텐츠는 총 4,085개 영상이며, 분석에 이용한 관측치는 동일한 4,085개 이다. 채널 수준에서 측정한 네트워크 중복은 45개의 관측치가 있으며, 공유, 긍정평가, 이용자 선택은 4,085개의 관측치가 있다. 네트워크 중복은 데이터 수집 1회 시점의 값으로, 수집 기간에 걸쳐 변화된 값을 수집하여 평균을 사용한 것



은 아니다.

### 3.3 변수의 정의 및 측정

이전 연구에서, 네트워크 중복은 서로 다른 두 집단 사이에 동일하게 포함된 노드의 정도로 정의하였다(Easley and Kleinberg 2010, p.57). Easley and Kleinberg(2010)는 네트워크에서의 이웃 중복(neighborhood overlap)이라는 용어로 정의하였으며, 동일한 측정과 개념에 대해 Peng et al.(2018)은 네트워크 중복(network overlap)으로 명명하였다. 앞서 'II. 이론적 배경 및 가설'에서 설명한 바와 같이 네트워크 중복은 소셜 네트워크에서 이용자의 공유 및 평가 활동에 영향을 줄 수 있는 네트워크 특성 중의 하나이다. 이전의 연구를 바탕으로 네트워크 중복을 다음과 같이 측정하였다. 이 연구에서, 네트워크 중복의 조작적 정의는 생산자의 구독자 중 다른 생산자의 구독자와 중복되는 비율이다(Tuli et al., 2010; Peng et al., 2018). 예를 들어 특정 생산자가 보유한 100명의 구독자 목록을 how to & style에서 수집한 다른 44개 생산자의 모든 구독자 목록과 비교하여, 다른 생산자의 목록에 포함된 구독자가 10명인 경우, 네트워크 중복 변수의 값은 0.100으로 계산한다.

주요한 매개 변수인 콘텐츠 공유는 이전 연구에서 정의한 공유 행동 개념에 기반 한다. 전통적인 정보시스템 및 사회학분야의 연구에서 정보 공유 개념을 정의했으나(Arndt, 1967; Majchrzak et al., 2000; Ma and Kim, 2005), 이 연구는 온라인 콘텐츠 플랫폼을 대상으로 실시한 연구에 집중한다. Hinz et al.(2011)은

어떤 생산자의 콘텐츠를 연결이 있는 다른 이용자가 외부에 입소문을 내는 행동(i.e., viral, referral)을 공유로 정의하였다. 실제 측정 단계에서는 페이스북과 유사한 실험실 상황에서 다른 이용자의 게시물을 자신의 페이지에 옮기는 행위로 공유를 측정하였다. 이 연구의 조작적 정의와는 다르게, 다른 사람의 콘텐츠를 자신의 페이지에 게시하는 행위를 공유로 측정하기도 하였다(김지선, 강현정, 2019). 트위터 대상의 연구에서, 공유 행동을 리트윗(retweet) 건수로 측정하였다(Peng et al., 2018). 이상의 이전 연구에서는 공유, 입소문, 추천 등을 모두 포함하여 측정하거나 특정 개념의 하위 요소로 다소 광범위하게 정의한 측면이 있다고 할 수 있다. 이 연구는 유튜브에서 외부 사이트로 링크를 공유하여 조회수가 증가한 정도로 공유를 측정하였다는 측정의 구체성 측면에서 이전 연구와 차이가 있다. 구체적으로, 콘텐츠 공유의 조작적 정의는 해당 동영상의 외부 링크로부터의 조회수로 측정하였다(Lai and Wang, 2010; Chen et al., 2010; Jing et al., 2017). 외부링크에는 Facebook, Twitter 등과 같은 다른 온라인 미디어 플랫폼과 다양한 블로그, 온라인 잡지, 뷰티 포털 사이트 등이 포함되어 있다. 이러한 측정은 채널 구독자의 전체 공유 행위 중에서 조회수 성과로 측정 가능한 부분만을 측정하였다는 한계가 있는데, 이후의 'V. 결론' 부분에서 보완점을 설명 할 것이다.

또 다른 매개 변수인 긍정 평가의 경우, 이전 연구에서 평점(rating)으로 정의한 것과 관련된 개념이다. Godes and Mayzlin(2004)의 연구와 같은 평점(rating) 변수를 생성하기 위해, 유튜브의 총 '좋아요'수를 '싫어요'를 고려한 비율

변수로 계산할 필요가 있을 것이다. 페이스북을 대상으로 실시한 이전 연구에서, ‘좋아요’는 이용자의 긍정 감정의 정도(Berger, 2014), 광고나 제품이 소비자 효용에 주는 성과(두진희, 김정현, 2012), 그리고 고객의 참여 활동 및 반응의 하부 구성 요소 중 하나(강봉수 등, 2015)로 연구되었다. 이러한 점에서 긍정 평가는 소셜 네트워크 연구의 주요한 성과 변수 중 하나로 분석되었다고 할 수 있다. 이 연구의 조작적 정의는 ‘좋아요’를 긍정 평가의 측정으로 이용하고, 매개 변수로 측정된 연구(Dehghani, et al., 2016)를 기반으로 한다. 구체적으로, 긍정평가는 동영상에 다른 이용자가 부여한 좋아요(like)의 비율로 측정하였다. 동영상의 좋아요와 싫어요 수의 전체 합에서 좋아요의 비율을 의미한다. 예를 들어 좋아요가 100개이고 싫어요가 10개이면, 긍정 평가는 0.909이다.

최종 종속 변수인 이용자 선택은 동영상 조회수(views)로 측정하였다(Ghose et al., 2012, Godes and Mayzlin, 2009). 이 연구는 이용자 선택을 콘텐츠의 최종적인 성과로 정의한 많은 이전 연구에 기반한다(Susarla et al., 2012; Yoganarasimhan, 2012; Goldenberg et al., 2012). 이전 연구에서 조회수는 콘텐츠의 최종 확산 성과의 측정으로 이용되었으며, 조회수는 개인의 콘텐츠 선택을 의미함을 설명하였다(Susarla et al., 2012). 이외에도 조회수는 이용자 선택을 의미하는 반면, 앞서 설명한 긍정 평가 및 공유 행동은 이용자의 기여 활동이라는 점에서 차이가 있다(Ingawale et al., 2013). 유튜브의 동영상 조회는 동일한 이용자가 중복하여 시청해도 증가하지 않으며, 다른 이용자 또는 디바이스에서 조회할 경우에만 증가하므로

이용자 선택을 측정하기에 적합하다고 할 수 있을 것이다.

이외에도 이용자 선택에 영향을 줄 수 있을 것으로 예상되는 다양한 외생효과를 통제하기 위한 변수를 포함하였다. 통제변수로 생산자 특성인 채널 가입 경과일, 채널 구독자 수를 포함하였다. 콘텐츠 특성으로는 콘텐츠 즐겨찾기 수, 댓글수, 업로드 경과일을 측정하였다. 이러한 변수로 이용자 선택에 중요한 동기라고 할 수 있는 인기도의 효과를 통제하는 효과가 있다(Godes and Mayzlin, 2009). 이외에도 콘텐츠의 하부 카테고리의 특성에 따른 이용자 선택의 이질성을 통제하기 위해 카테고리 변수를 포함하였다. 이전 연구에 따르면, 유튜브에서는 카테고리에 따라 유사한 영상의 링크가 네트워크 형태로 존재할 수 있는 가능성이 있다(Goldenberg et al., 2012). 이러한 콘텐츠 네트워크는 이용자 선택에 영향을 주는 매우 중요한 요소이므로 네트워크 중복의 순수한 효과를 분석하기 위해 필요할 것이다. 어떤 영상을 시청한 이후에 유튜브에서 콘텐츠 네트워크에 따라 추천한 다른 영상을 차례로 시청하는데, 이때 어떤 하부 카테고리에 해당하는 영상인지에 따라 추천하는 영상이 달라지기 때문이다. 이 연구에서는 동영상의 제목에 포함된 단어를 기준으로 상위 10개 하부 카테고리를 추출하여 더미변수를 추가하였다. 하부 카테고리에는 how, makeup, haul, hair, style, review, nail, eyes, fashion, men 등이 있다. 예를 들어, 제목에 ‘how’라는 키워드가 포함되어 있으면, 해당 영상의 how 더미변수는 1이고, 해당 단어가 없다면 0값을 가진다. 해당 키워드는 제목을 단어 수준에서 추출하여, 유사단어, 오타, 특수 문자

등을 처리한 이후에 분석에 이용하였다.

츠 공유는 더 큰 분산 값을 가지는데, 외부 링크가 높은 수준으로 발생하는 경우가 일부 콘텐츠에만 집중되었음을 시사한다. 하지만 긍정 평가는 상대적으로 높은 평균값과 낮은 분산을 가지는데, 이는 좋아요를 선택하는 행위는 비교적 저관여 수준의 행동이라는 점에 기인한다는 점을 통해 유추할 수 있는 결과일 것이다. 콘텐츠 공유는 긍정 평가에 비해 고관여 수준의 행동이며, 이로 인해 콘텐츠 사이의 차이가 더 크게 발생한 것이라고 요약할 수 있을 것이다.

## IV. 분석 결과

### 4.1 기초통계

표본의 특성은 <표 1>의 기초통계와 같다. 종속 변수인 이용자 선택은 상대적으로 분산이 높은 것으로 미루어 콘텐츠의 인기의 편차가 상대적으로 클 수 있음을 알 수 있다. 또한 콘텐츠

<표 1> 주요 변수의 기초 통계

변수	평균	분산
<b>종속 변수</b>		
이용자 선택 (동영상 조회수)	121257.590	312512.760
<b>독립 변수</b>		
네트워크 중복 (유사 채널을 구독하는 구독자의 비율(0-1))	0.130	0.106
<b>매개 변수</b>		
콘텐츠 공유 (외부 사이트로부터의 조회수)	1123.520	5703.570
긍정 평가 (좋아요 비율(0-1))	0.889	0.187
<b>통제 변수</b>		
채널 가입 경과일	1228.770	515.584
채널 구독자 수	1889.370	2178.220
콘텐츠 즐겨찾기 수	394.072	1495.440
콘텐츠 댓글수	572.756	1904.560
콘텐츠 업로드 경과일	565.754	394.016
콘텐츠 카테고리: how (이하 척도 0 또는 1)	0.037	0.188
콘텐츠 카테고리: makeup	0.146	0.354
콘텐츠 카테고리: haul	0.121	0.326
콘텐츠 카테고리: hair	0.057	0.232
콘텐츠 카테고리: style	0.017	0.130
콘텐츠 카테고리: review	0.061	0.239
콘텐츠 카테고리: nail	0.041	0.197
콘텐츠 카테고리: eyes	0.033	0.177
콘텐츠 카테고리: fashion	0.032	0.175
콘텐츠 카테고리: men	0.010	0.101

네트워크 중복의 평균은 0.130으로, 전체 각 채널이 보유한 구독자중 약 13%가 다른 채널과 공유하는 구독자임을 알 수 있다. 또한 분산이 0.106으로 각 채널의 네트워크 중복의 차이가 충분히 존재함에 따라, 네트워크 중복의 효과를 관찰할 수 있는 여지가 있다고 할 수 있을 것이다. 이후 분석 단계를 통해 네트워크 중복이 이용자 선택에 주는 최종적인 효과의 크기를 측정하고자 한다. 네트워크 중복의 구성 변수인 채널 구독자 수는 최소값 1, 최대값 9,871로 채널별 차이가 큰 것을 알 수 있다. 이후 가설 검증을 위한 모형 추정에는 변수값을 표준화 변환하여 이용하였다.

#### 4.2 가설 검증 결과

네트워크 중복의 긍정적 직접 효과와 콘텐츠 공유 및 긍정 평가를 통한 부정적 간접 효과에 관한 가설을 제시하고 이를 검증하는 단계이다. 다중매개모형을 이용한 매개효과 분석 결과는 <표 2>와 같다. 가설 검증결과 가설 1(네트워크

중복과 이용자 선택의 직접 효과), 가설 2A, 2B (네트워크 중복과 콘텐츠 공유 및 긍정 평가), 가설 3A, 3B(콘텐츠 공유 및 긍정 평가와 이용자 선택)는 모두 지지되었다. 구체적으로, 가설 1에서, 네트워크 중복이 이용자 선택에 주는 직접 효과는 0.044로 C.I.는 모두 0이상으로 유의미한 범위에 있다. 따라서 네트워크 중복은 이용자 선택을 평균적으로 증가시키는 효과가 있다고 할 수 있다. 가설 2A, 2B에서 네트워크 중복은 콘텐츠 공유(-0.122)와 긍정 평가(-0.183)를 모두 감소시키는 효과가 있다. 네트워크 중복이 높을수록 이용자들이 콘텐츠를 외부 링크로 적게 공유하고, 좋아요의 비율이 낮아질 수 있음을 의미한다. 가설 3A, 3B에서 콘텐츠 공유(0.335)와 긍정 평가(0.153)는 이용자 선택을 증가시키는 경향을 보임을 알 수 있다.

이상의 가설 검증 결과를 종합해 볼 때, 네트워크 중복이 이용자 선택에 주는 직접효과는 긍정적이지만, 간접효과는 부정적일 수 있음을 확인할 수 있다. 이러한 네트워크 중복의 이중효과는 이 연구가 밝힌 가장 흥미로운 결과중

<표 2> 매개효과 추정 결과

구분	경로	추정계수	C.I.'s95% (low, high)	가설
직접효과	네트워크 중복 → 이용자 선택	0.044**	0.025, 0.061	H1 지지
-	네트워크 중복 → 콘텐츠 공유	-0.122*	-0.180, -0.063	H2A 지지
-	네트워크 중복 → 긍정 평가	-0.183*	-0.253, -0.113	H2B 지지
-	콘텐츠 공유 → 이용자 선택	0.335**	0.219, 0.252	H3A 지지
-	긍정 평가 → 이용자 선택	0.153**	0.033, 0.012	H3B 지지
간접효과	네트워크 중복 → 콘텐츠 공유 → 이용자 선택	-0.041**	-0.063, -0.018	-
간접효과	네트워크 중복 → 긍정 평가 → 이용자 선택	-0.028**	-0.043, -0.013	-
총 효과	네트워크 중복 → 이용자 선택	-0.025**	-0.042, -0.008	-

주: \*\* p<.01, \* p<.05

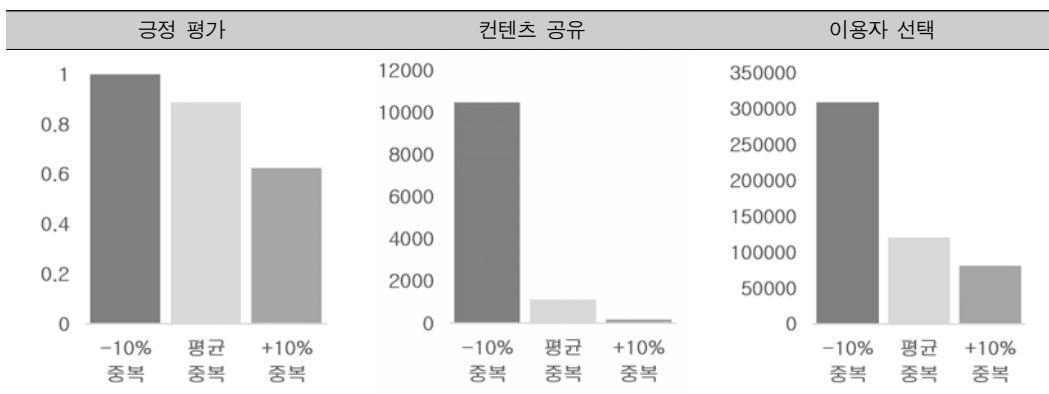
하나이다. 콘텐츠 생산자가 자신의 소셜 네트워크를 구축하는 경우, 다른 채널과 유사한 집단을 형성하도록 노력하는 것으로 인한 직간접적인 긍부정의 효과에 대해 시사하는 바가 크다고 할 수 있다. 또한 직접효과와 간접효과로 인한 총 효과는 네트워크 중복이 이용자 선택을 감소시키는 것으로 나타났는데, 이는 이전의 일부 연구(Gonzalez et al., 2014)에서 중복이 성과에 미치는 직접적인 효과를 검증하지 못한 이유를 추측할 수 있는 단서를 제공한다고 할 수 있을 것이다. Peng et al.(2018)이 수행한 연구에서는 중복의 직접적인 긍정 효과를 제시하였는데, 이 연구와 같이 부정적인 간접효과를 고려한다면 총 효과가 부정적일 수 있다는 점에 대해 고려할 필요가 있을 것이다. 이 연구에서는 중복의 효과를 보다 다차원적으로 분석함으로써, 중복의 실제적 효과를 도출했다는 의의가 있다고 할 것이다. 이러한 분석 결과를 기반으로 네트워크 중복의 장점과 단점을 분석하여 학술 및 전략적으로 이용할 필요가 있을 것이다. 다음의 ‘V. 결론’에서 구체적인 시사점과 연구의 한계점에 대해 논의하고자 한다.

### 4.3 실증 결과 해석

매개효과 분석을 통해, 네트워크 중복은 이용자 선택에 직접적인 긍정 영향을 주지만, 매개변수인 콘텐츠 공유 및 긍정 평가를 통해 간접적인 부정 영향을 주는 것을 확인하였다. 유튜브에서 구독자 목록이 다른 채널과 중복 될수록 동영상의 총 조회수가 증가하는 이유와 감소하는 경로가 동시에 존재할 수 있는 것이다. 콘텐츠 생산자는 자신의 구독자의 수뿐만 아니라 구독자 네트워크의 중복을 관리하고자 할 때, 중복 정도를 증가시켜야 할지 혹은 감소시킬지에 대해 의문을 가질 수 있다. 중복의 정도를 증가 혹은 감소시킬 때의 성과를 예측해 봄으로써 이 연구의 추정결과의 경제적 효과에 대해 짐작할 수 있을 것으로 기대한다. 이러한 예측 결과는 <그림 2>와 같이 나타낼 수 있다.

아래 그림은 평균적인 네트워크 중복 값인 0.130에서 중복 정도를 10% 증가시키는 경우 (0.143)와 10% 감소(0.117)시킴에 따라 변화하는 평균적인 긍정 평가, 콘텐츠 공유, 그리고 이용자 선택의 예측값을 비교하였다. 세 변수 모

<그림 2> 네트워크 중복의 경제적 효과: 네트워크 중복의 변화(10% 감소, 평균, 10% 증가)에 따른 긍정 평가, 콘텐츠 공유, 그리고 이용자 선택 성과의 예측



두 이 연구 또는 앞서 설명한 이전의 다른 연구에서 성과변수로 이용되었으므로 네트워크 중복에 의해 발생하는 성과의 변화를 비교할 수 있는 예시라고 할 수 있다. 수집된 데이터 상에서 각 변수의 평균은 콘텐츠 공유는 1123.520, 긍정 평가는 0.889, 이용자 선택은 121257.590 이므로, 기준 값으로 설정하여 추정된 계수를 이용하여 중복의 변화에 따른 성과의 변화를 나타낸다. 이러한 값에 기반 하여, 네트워크 중복이 11.7%, 13%, 14.3% 각 세 경우에서 긍정 평가는 1, 0.889, 0.623으로, 콘텐츠 공유는 약 1만 400, 1천 100, 100이며, 마지막으로 이용자 선택은 약 30만 9천, 12만 1천, 그리고 8천으로 예상된다. 이러한 결과에 기반 할 때 네트워크 중복은 온라인 플랫폼의 경제적 효과 측면에서도 상당히 유의미한 수준임을 확인할 수 있다. 이 연구의 실증적 분석 결과는 유튜브 기반에서 구독자 수의 효과가 이용자 선택에 주는 긍정적인 효과에 관한 연구(Susarla et al., 2012)에서 한발 더 나아가 구독자의 중복의 효과를 제시하였다. 하지만 트위터를 대상으로 실시한 이전 연구(Peng et al., 2018)에서 도출한, 네트워크 중복의 긍정 효과와는 상반된 결과를 보므로 이에 대한 추후 논의가 필요할 것이다.

## V. 결론

### 5.1 연구 결과 및 시사점

이 연구는 소셜 네트워크에서 생산자 네트워크 특성인 네트워크 중복과 이용자의 기여가 생산자의 콘텐츠 성과와의 관계를 규명하고자

하였다. 구체적으로 소셜 네트워크에서 네트워크 중복의 효과를 파악하기 위해 네트워크 중복이 콘텐츠 이용자의 선택에 주는 긍정 및 부정적 효과를 차별적으로 관찰하였다. 이러한 네트워크 중복의 효과를 측정하기 위해 유튜브 45개 채널과 이들이 업로드한 약 4천여 개의 동영상 정보를 수집하여 분석을 하였다.

분석 결과에서 생산자의 구독자 네트워크가 다른 생산자의 구독자와 중복 정도가 높을수록 이용자 선택을 직접적으로 증가시키는 것으로 나타났다. 이는 온라인 소셜 미디어의 특정 집단에서 중복이 높으면 다른 집단과 공통된 이용자가 많으므로, 집단 간에 선호 및 이용 패턴이 유사할 가능성이 영향을 준 것으로 유추해 볼 수 있다.

그러나 생산자의 네트워크 중복은 이용자의 콘텐츠 공유와 긍정적인 평가를 감소시키는 결과가 나타났다. 이는 이용자가 타인과의 과도한 유사성을 피하기 위해서 콘텐츠를 공유하려는 경향을 감소시킨 것으로 유추해 볼 수 있다.

결론적으로, 생산자의 구독자 네트워크가 다른 생산자의 구독자와 중복 정도가 높을수록 이용자 선택을 직접적으로는 증가시켰지만, 콘텐츠 공유 및 긍정 평가라는 이용자의 기여 동기를 약화시켜 최종적인 이용자 선택은 감소하는 결과가 산출되었다. 이러한 분석결과는 네트워크 중복에 관한 이전의 연구에 주는 학술적인 시사점과 유튜브 채널을 운영하는 생산자와 플랫폼 기업에 주는 실무적 시사점이 있다.

이 연구의 학문적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 네트워크 중복의 혼합 효과를 설명할 수 있는 결과를 제시하였다. 이전의 네트워크 중복에 대한 다양한 연구는 네트워크 중복의 직접 효

과를 관측하지 못하거나(Peng et al., 2018), 온라인 소셜 미디어가 아닌 다른 분야에서 긍정적인 효과를 관측한 경우가 있었다(Gonzalez et al., 2013). 이 연구는 네트워크 중복이 긍정 및 부정적 효과가 동시에 있다는 점을 설명할 수 있는 모형을 제시함으로써, 이전 연구의 혼합된 효과의 원인이 무엇인지를 암시하는 설명을 제공하였다. 둘째, 공유 및 구전의 방향성의 효과 연구는 네트워크 중복 주제로 확장 시켰다. 이전의 공유 및 구전 성과에 관한 연구에서는 중심성, 연결성 등과 같은 네트워크의 다른 특성(Yoganarashimhan, 2012), 콘텐츠 자체의 특성(Chintagunta et al., 2010), 인기도(Dellarocas et al., 2010) 등에 초점을 맞추었다면, 이 연구는 전통적인 온라인 소셜 네트워크 연구의 성과를 네트워크 중복 연구에 적용하여 확장하였다는 기여가 있다. 셋째, 동영상 콘텐츠의 성과를 분석할 수 있는 방법을 제안하였다. 이전의 유튜브 관련 연구에서는 콘텐츠 내용에 기반한 유형의 효과를 통제하지 못했다는 한계가 있다(염군, 김인재, 2019). 멀티미디어 콘텐츠는 내용과 유형에 따라 이용자의 선택의 차이가 발생할 수 있는데(Oestreicher-Singer, 2012), 매우 광범위한 하부 카테고리의 효과에 대한 통제가 필요할 것이다. 또한 유튜브 데이터를 수집하여 생산자와 콘텐츠 수준으로 분석하고, 주요 원인 변수와 최종 성과 변수를 측정하는 방법을 제시한 기여가 있을 것이다.

실무적 시사점은 다음과 같다. 유튜브의 네트워크 중복은 구독자의 중복을 의미한다. 이는 해당 채널이 다른 채널과 콘텐츠의 내용과 특징에서 차별성이 낮을 수 있음을 암시한다. 이 연구 모형은 네트워크 중복의 긍정적인 직접

효과를 관측하였고, 콘텐츠 공유와 긍정 평가의 긍정적인 직접효과 또한 추정하였다. 다만, 네트워크 중복이 콘텐츠 공유와 긍정 평가에 부정적인 영향을 준다는 점에서 총 효과의 감소가 유발되었으므로, 이에 대한 전략적 관리가 필요함을 유추할 수 있다. 첫째, 네트워크 중복은 이용자의 선호에 부합하는 추천을 의미하므로, 구독자의 중복을 유도하는 전략을 사용하여 이용자의 선택 성과를 높일 수 있다. 둘째, 네트워크 중복이 이용자에게 주는 독특성 및 정보 공유 의지의 감소를 최소화함으로써, 부정적인 간접효과를 줄이려는 노력이 필요할 것이다. 즉 콘텐츠 내용의 차별화, 채널과 이용자 사이의 커뮤니케이션 방법의 차별화와 직접적인 소통 등을 통해 이용자의 독특한 콘텐츠 이용에 대한 만족감을 충족시킴으로써 콘텐츠 공유와 긍정 평가를 높일 수 있도록 유도하는 것이다. 셋째, 네트워크 중복은 콘텐츠의 인기도에 따라 달라질 수 있다. 따라서 인기 콘텐츠는 네트워크 중복이 낮은 이용자를 대상으로 하는 것이 효과적일 것이고, 비인기 콘텐츠는 네트워크 중복이 높은 이용자를 대상으로 홍보 및 마케팅을 하는 것이 효과적일 것이다. 마지막으로 네트워크 중복은 청중의 규모에 따라 달라질 수 있다. 청중의 규모가 큰 방송(broadcasting)일 경우에는 자기표현 관련된 제품(e.g., 디자이너 의류 판매와 같은 패션 업체)공유에 유리할 것이고, 작은 협송(narrowcasting)일 경우에는 타인에게 정보 제공과 관련된 제품(e.g., 건강 제품)을 구전하는데 유리할 것이다(Barasch and Berger, 2014). 기업에서는 네트워크 중복으로 인한 구전에 영향을 미치는 전략을 의사소통 대상 및 제품에 따라 이용한다면, 구전을 통한

다양한 마케팅 효과가 증가할 것이다.

## 5.2 연구의 한계점 및 향후 연구방향

이 연구가 네트워크 중복에 관한 연구 범위를 확장하고, 유튜브 채널 운영자에게 의미 있는 실무적 시사점을 제공함에도 불구하고, 다음과 같은 한계점이 있다. 첫째, 네트워크 중복과 다른 네트워크 특성 변수의 비교가 부족하다. Palmatier et al.(2014)연구에서 소셜 네트워크 중복은 판매 성장, 수입, 이익을 증가시키는 주효과는 없었으나, 소셜 네트워크의 속성을 설명할 수 있는 주요 변수인 betweenness centrality, in-closeness centrality, density의 효과를 더 증가시키는 조절 효과가 관찰되었다. 따라서 향후 연구에서는 사용자생산컨텐츠에서 사용자 노드 수준의 소셜 네트워크 데이터를 구축하여, 사회적 고립 혹은 소셜 네트워크 중복을 다른 소셜 네트워크 요소의 효과와 비교할 수 있는 연구가 필요할 것이다. 둘째, 중복 변수의 측정을 다차원적으로 시도할 필요가 있다. Peng et al.(2018)의 연구에서는 네트워크 중복의 측정을 세 가지 (1) 공통 추종자(common followers), (2) 공통 피추종자(common followees), (3) 공통 상호추종자(common mutual followers)로 구분하였다. 세 유형 중 공통 추종자가 공통 상호추종자에 비해 컨텐츠 공유에 더 큰 효과를 주는 것으로 나타났다. 또한 컨텐츠가 새롭게 등장하였을 때 공통 추종자와 공통 상호추종자는 컨텐츠 공유가 증가하지만, 이미 다른 이용자에 의해 공유된 경우에는 두 추종자의 공유는 상대적으로 더 크게 감소하는 것으로 분석되었다. 반면, 본 저자들의 이번 연구는 추종자

(i.e., 구독자) 한 경우에 대해서만 측정하여 분석하였으므로, Peng et al.(2018)의 연구와 같은 차별적인 효과를 분석하기 어렵다고 할 수 있다. 추후 연구를 통해 다양한 형태의 사회적 고립의 상대적 효과를 비교할 필요가 있을 것이다. 이용자 기여를 다양한 방법으로 측정하여 비교할 필요가 있다. 좋아요를 클릭하는 등의 평가 및 시청 빈도에 비해 이용자가 문장으로 작성한 평가에 높은 수준의 이용자 기여가 더 많이 투입되므로(Ingawale et al., 2013), 이용자의 평가 활동의 수준을 측정하기 위한 방법으로 댓글의 내용을 분석할 필요가 있을 것이다.

셋째, 데이터 수집의 한계로 인해 발생한 변수 측정에 보완점이 있다. 공유 행동을 외부 링크로 인한 조회수로 측정하였는데, 이중 구독자의 공유 행동을 추출하여 수집하기 어려운 한계점이 있었다. 또한 동영상 제작년도에 의해 발생할 수 있는 공유 행동의 외생효과를 통제하지 못하였다. 이전 연구(Susarla et al., 2012)와 같이 시간에 대한 통제를 추가할 것을 고려할 필요가 있다 이후 연구를 통해 컨텐츠의 확산 초기와 후기에 네트워크 중복 효과의 차별성에 대해 검증할 수 있을 것이다.

## 참고문헌

- 김지선, 강현정, “SNS 상 이미지에 대한 감정이 온라인 행위에 미치는 영향,” 정보시스템연구, 제28호 제4호, 2019, pp. 199-221.
- 두진희, 김정현, “페이스북 광고 유형에 따른 효과 연구: 설득 지식 모델과 기술 수용



- 모델을 중심으로,” 한국광고홍보학보, 제14권 제2호, 2012, pp. 300-330.
- 라선아, 김지호, 이준영, 김소연, “창문이 크고 천장이 높은 카페를 좋아하시나요?: ‘지각된 공간감’이 ‘순간 행복감’에 미치는 영향을 중심으로,” 마케팅연구, 제33권 제4호, 2018, pp. 1-28.
- 손정민, “이용자 생산 콘텐츠 (User-Generated Content) 플랫폼에서 생산자 참여 전·후의 이용자 기여 성과의 동태성에 관한 연구,” 마케팅연구, 제31권 제1호, 2016, pp. 31-55.
- 염균, 김인재, “유튜브 뷰티 채널의 선호도와 이미지에 미치는 영향 요인,” 정보시스템 연구, 제28호 제3권, 2019, pp. 25-38.
- 허원무, “매개효과 분석 방법의 최근 트렌드: 부트스트래핑을 이용한 단순, 다중, 이중 매개효과 분석 방법,” 기업과 혁신연구, 제6호 제3권, 2013, pp. 43-59.
- Aral, S., and Dylan W., “Creating social contagion through viral product design: A randomized trial of peer influence in networks,” *Management Science*, Vol. 57, No. 9, 2011, pp. 1623-1639.
- Berger, J., “Word of mouth and interpersonal communication: A review and directions for future research,” *Journal of Consumer Psychology*, Vol. 24, No. 4, 2014, pp. 586-607.
- Burt, R. S., *Structural Holes: The Social Structure of Competition*, Cambridge, MA: Harvard University Press, 1992.
- Carrington, P. J., John S., and Stanley W., *Models and methods in social network analysis*, Vol. 28, Cambridge university press, 2005.
- Chan, T. Y., Chunhua W., and Ying X., “Measuring the lifetime value of customers acquired from google search advertising,” *Marketing Science* Vol. 30, No. 5, 2011, pp. 837-850.
- Cheong, H. J., and Margaret A. M., “Consumers’ reliance on product information and recommendations found in UGC,” *Journal of Interactive Advertising*, Vol. 8, No. 2, 2008, pp. 38-49.
- Chevalier, J. A., and Dina M., “The effect of word of mouth on sales: Online book reviews,” *Journal of Marketing Research*, Vol. 43, No. 3, 2006, pp. 345-354.
- Chintagunta, P. K., Shyam G., and Sriram V., “The effects of online user reviews on movie box office performance: Accounting for sequential rollout and aggregation across local markets,” *Marketing Science*, Vol. 29, No. 5, 2010, pp. 944-957.
- Dehghani, M., Niaki, M. K., Ramezani, I., and Sali, R., “Evaluating the influence of YouTube advertising for attraction of young customers,” *Computers in human behavior*, Vol. 59, 2016, pp. 165-172.
- Dellarocas, C., Guodong G., and Ritu N., “Are consumers more likely to contribute

- online reviews for hit or niche products?,” *Journal of Management Information Systems*, Vol. 27, No. 2, 2010, pp. 127-158.
- Dubois, D., Bonezzi, A., and De Angelis, M., “Sharing with friends versus strangers: How interpersonal closeness influences word-of-mouth valence,” *Journal of Marketing Research*, Vol. 53, No. 5, 2016, pp. 712-727.
- Easley, D., and Jon K., *Networks, crowds, and markets*, Vol. 8. Cambridge: Cambridge university press, 2010.
- Engel, J. F., Kegerreis, R. J., and Blackwell, R. D., “Word-of-Mouth Communication by the Innovator,” *Journal of Marketing*, Vol. 33, No. 3, 1969, pp. 15-19.
- Godes, D., and Dina M., “Using online conversations to study word-of-mouth communication,” *Marketing science*, Vol. 23, No. 4, 2004, pp. 545-560.
- Goldenberg, J., Gal O. S., and Shachar R., “The quest for content: The integration of product networks and social networks in online content exploration,” *Journal of Marketing Research*, Vol. 49, No. 4, 2012, pp. 452-468.
- Grewal, L., Andrew T. S., and Nicole V. C., “When posting about products on social media backfires: the negative effects of consumer identity signaling on product interest,” *Journal of Marketing Research*, Vol. 56. No. 2, 2019, pp. 197-210.
- Hayes, A. F., *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach*, Guilford publications, 2017.
- Hennig, T., Thorsten, K. P., Gwinner, G. W., and Dwayne D. G., “Electronic Word-of-Mouth via Consumer-Opinion Platforms: What Motivates Consumers to Articulate Themselves on the Internet?,” *Journal of Interactive Marketing*, Vol. 18, No. 1, 2004, pp. 38-52.
- Ingawale, M., Dutta, A., Roy, R., and Seetharaman, P., Network analysis of user generated content quality in Wikipedia, *Online Information Review*, 2013.
- Jing, P., Su, Y., Nie, L., Bai, X., Liu, J., and Wang, M., “Low-rank multi-view embedding learning for micro-video popularity prediction,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 30, No. 8, 2017, pp. 1519-1532.
- Katona, Z., Zubcsek, P. P., and Sarvary, M., “Network effects and personal influences: The diffusion of an online social network,” *Journal of marketing research*, Vol. 48, No. 3, 2011, pp. 425-443.
- Karahasanović A., Brandtzaeg, P. B., Heim, J., Lüders, M., Vermeir, L., Pierson, J., Lievens, B., Vanattenhoven, J., and Jans, G., “Co-creation and user-

- generated content - elderly people's user requirements," *Computers in Human Behavior*, Vol. 25, No. 3, 2009, pp. 655-678.
- Lai, K., and Dan W., "Towards understanding the external links of video sharing sites: measurement and analysis," Proceedings of the 20th international workshop on Network and operating systems support for digital audio and video, 2010.
- Lambrecht, A., Catherine T., and Caroline W., "Advertising to early trend propagators: Evidence from Twitter," *Marketing Science*, Vol. 37, No. 2, 2018, pp. 177-199.
- Lange, P. G., "Publicly private and privately public: Social networking on YouTube," *Journal of Computer-mediated Communication*, Vol. 13, No. 1, 2007, pp. 361-380.
- Lee, D., Hosanagar, K., and Nair, H., "Advertising Content and Consumer Engagement on Social Media: Evidence from Facebook," *Management Science*, Vol. 64, No. 11, 2018, pp. 5105-5131.
- Lovett, M. J., Renana P., and Ron S., "On brands and word of mouth," *Journal of Marketing Research*, Vol. 50, No. 4, 2013, pp. 427-444.
- Ma, E. K., and Kim, M. S., "An Empirical Study on Knowledge Sharing among Individuals in Public Institutions: A Social Exchange Theory Approach," *Information Systems Review*, Vol. 7, No. 1, 2005, pp. 195-217.
- Majchrzak, A., Rice, R. E., Malhotra, A., King, N., and Ba, S., "Technology adaptation: The case of a computer-supported inter-organizational virtual team," *MIS quarterly*, Vol. 24, No. 4, 2000, pp. 569-600.
- Moorman, C., Gerald Z., and Rohit D., "Relationships between providers and users of market research: The dynamics of trust within and between organizations," *Journal of Marketing Research*, Vol. 29, No. 3, 1992, pp. 314-328.
- Oestreicher, S. G., and Arun S., "Recommendation networks and the long tail of electronic commerce," *MIS Quarterly*, Vol. 36, 2012, pp. 65-83.
- Owusu, R. A., Mutshinda, C. M., Antai, I., Dadzie, K. Q., and Winston, E. M., "Which UGC features drive web purchase intent? A spike-and-slab Bayesian Variable Selection Approach," *Internet Research*, Vol. 26, No. 1, 2016, pp. 22-37.
- Schweidel, D. A., and Wendy W. M., "Listening in on social media: A joint model of sentiment and venue format choice," *Journal of Marketing Research*, Vol. 51, No. 4, 2014, pp. 387-402.
- Stephen, A. T., and Olivier T., "Deriving value from social commerce networks,"

- Journal of Marketing Research*, Vol. 47, No. 2, 2010, pp. 215-228.
- Stephen, A. T., and Donald R. L., “How word-of-mouth transmission encouragement affects consumers’ transmission decisions, receiver selection, and diffusion speed,” *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 33, No. 4, 2016, pp. 755-766.
- Susarla, A., Oh, J. H., and Tan, Y., “Social networks and the diffusion of user-generated content: Evidence from YouTube,” *Information Systems Research*, Vol. 23, No. 1, 2012, pp. 23-41.
- Tuli, K. R., Sundar G. B., and Ajay K. K., “Ties that Bind: The Impact of Multiple Types of Ties with a Customer on Sales Growth and Sales Volatility,” *Journal of Marketing Research*, Vol. 47, No. 1, 2010, pp. 36-50.
- Trusov, M., Bucklin, R. E., and Pauwels, K., “Effects of Word-of-Mouth Versus Traditional Marketing: Findings from an Internet Social Networking Site,” *Journal of Marketing*, Vol. 73, No. 5, 2009, pp. 90-102.
- Van den Bulte, C., and Stefan W., *Social Networks and Marketing*, Cambridge, MA: Marketing Science Institute, 2007.
- Van den Bulte, C., and Yogesh V. J., “New product diffusion with influentials and imitators,” *Marketing Science*, Vol. 26, No. 3, 2007, pp. 400-421.
- Xu C., Kunfeng L., Dan W., and Jiangchuan L., *UGC video sharing: Measurement and analysis*, Intelligent Multimedia Communication: Techniques and Applications, Springer, Berlin, Heidelberg, 2010, 367-402.
- Yoganarasimhan, H., “Impact of social network structure on content propagation: A study using YouTube data,” *Quantitative Marketing and Economics*, Vol. 10, No. 1, 2012, pp. 111-150.
- Zhang, Y., Moe, W. W., and Schweidel, D. A., “Modeling the role of message content and influencers in social media rebroadcasting,” *International Journal of Research in Marketing*, Elsevier, Vol. 34, No. 1, 2017, pp. 100-119.

**신진희 (Shin, Jin-Hee)**



충남대학교 경영학 (마케팅전공) 석사와 박사 학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 웹 환경 분석, 웹 경험, 온라인 마케팅 등이다.

**손정민 (Son, Jung-Min)**



충남대학교 경영학부 조교수로 재직 중이다. 연세대학교 경영학(마케팅전공) 박사학위를 취득하였다. 관심 분야는 온라인 소셜 미디어, 모바일 전략, 멀티채널 전략 등이다.

<Abstract>

## **The Successful Strategies for YouTube Channels Using the Network Overlap**

Shin, Jin-Hee · Son, Jung-Min

### **Purpose**

Online platform companies can increase the spread of content by communicating with users who have diverse preferences through social networks. Previous studies show the mixed effect on the network overlap, and there was a limited examinations for the underlying mechanism. This study expects high academic and practical implications that can be provided by studying on the user's viewership network. The purpose of this research is to examine the effects of network overlap on the users' viewership for creators of user-generated content in YouTube. We explain the direct and in-direct effects through the content sharing and the valence of user ratings.

### **Design/methodology/approach**

The data contains 45 channels and 4,085 video clips from YouTube. We control the effect of the categories, channel characteristics, and video clip characteristics on the viewership. PROCESS macro were used to analyze the direct and in-direct effects of network overlap.

### **Findings**

The analysis results showed that the network overlap directly affect on the users' viewership. The variable decreases the moderators (i.e., content sharing and the valence of user ratings). This result implies that the users can not satisfy their need for uniqueness which is achieved by content sharing and rating in the overlapped network.

**Keyword:** User-generated content, network overlap, social multiplier effect, sharer focus, mediation model

\* 이 논문은 2020년 3월 12일 접수, 2020년 3월 18일 1차 심사, 2020년 3월 24일 게재 확정되었습니다.